

#### 变转速工况下松动故障自适应时频模态分解

单振 汤佳琛 王重秋 杨建华 郝晨航 李尚袁

Bearing looseness fault diagnosis based on adaptive time-frequency modal decomposition under variable operating conditions

SHAN Zhen, TANG Jiachen, WANG Zhongqiu, YANG Jianhua, HAO Chenhang, LI Shangyuan

#### 引用本文:

单振,汤佳琛,王重秋,杨建华,郝晨航,李尚袁.变转速工况下松动故障自适应时频模态分解[J].北科大:工程科学学报, 2025,47(1):130-141.doi:10.13374/j.issn2095-9389.2023.11.27.002

SHAN Zhen, TANG Jiachen, WANG Zhongqiu, YANG Jianhua, HAO Chenhang, LI Shangyuan. Bearing looseness fault diagnosis based on adaptive time – frequency modal decomposition under variable operating conditions[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(1): 130–141. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2023.11.27.002

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2023.11.27.002

#### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 自适应动模式分解和GA-SVM在行星轴承故障分类中的应用

Adaptive dynamic mode decomposition and GA-SVM with application to fault classification of planetary bearing 工程科学学报. 2023, 45(9): 1559 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2022.07.01.001

#### 变工况过程中球轴承保持架的稳定性

Cage stability of ball bearings under variable working conditions

工程科学学报. 2019, 41(11): 1458 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.11.30.002

基于WOA-VMD与PSO-SVM的锂离子电池内短路故障诊断方法

Research on internal short-circuit fault diagnosis methods for lithium-ion batteries based on WOA-VMD and PSO-SVM 工程科学学报. 2023, 45(12): 2162 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2022.10.04.004

#### 基于自适应滑模的多螺旋桨浮空器容错控制

Fault-tolerant control for a multi-propeller airship based on adaptive sliding mode method 工程科学学报. 2020, 42(3): 372 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.04.25.002

基于高阶同步压缩变换的行星齿轮箱声音信号共振频带特征提取

Acoustic signal analysis of the resonance frequency region for planetary gearbox fault diagnosis based on high-order synchrosqueezing transform

工程科学学报. 2020, 42(8): 1048 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.18.002

一种基于轻量级神经网络的高铁轮对轴承故障诊断方法

Fault diagnosis of high-speed train wheelset bearing based on a lightweight neural network

工程科学学报. 2021, 43(11): 1482 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2020.12.09.001

工程科学学报,第 47 卷,第 1 期: 130-141, 2025 年 1 月 Chinese Journal of Engineering, Vol. 47, No. 1: 130-141, January 2025 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2023.11.27.002; http://cje.ustb.edu.cn

## 变转速工况下松动故障自适应时频模态分解

### 单 振<sup>1,2)</sup>,汤佳琛<sup>3)</sup>,王重秋<sup>1)</sup>,杨建华<sup>2)∞</sup>,郝晨航<sup>2)</sup>,李尚袁<sup>2)</sup>

1) 中国矿业大学计算机科学与技术学院, 徐州 221116 2) 中国矿业大学机电工程学院, 徐州 221116 3) 徐州重型机械有限公司, 徐州 221004

⊠通信作者, E-mail: jianhuayang@cumt.edu.cn

**摘 要** 松动故障广泛存在于机械设备之中,而在变转速工况下的松动故障诊断仍存在一定挑战.为实现变转速工况下的松 动故障诊断,本文提出了一种自适应时频模态分解方法.为提高该方法的多工况自适应能力,针对时频模态分解窗宽参数进 行了优化选取,研究了窗宽参数与分解输出的非线性关联特征,实现了不同噪声下的自适应时频模态分解.为验证该方法的 有效性,针对支承松动故障进行了实验验证,同时在某工程设备上进行了旋转部件松动故障实验验证.采用自适应时频模态 分解算法对实验验证数据进行处理,实现了非平稳特征的模态分解.通过定义和计算各阶次能量占比,完成了振动信号的故 障特征分析,实现了松动故障的特征提取与诊断.结果表明,所提方法能够实现非平稳信号的模态分解,对于松动故障具备有 效的诊断能力.

关键词 变转速工况;模态分解;松动故障;强噪声;自适应 分类号 TH133.3

# Bearing looseness fault diagnosis based on adaptive time-frequency modal decomposition under variable operating conditions

SHAN Zhen<sup>1,2)</sup>, TANG Jiachen<sup>3)</sup>, WANG Zhongqiu<sup>1)</sup>, YANG Jianhua<sup>2)⊠</sup>, HAO Chenhang<sup>2)</sup>, LI Shangyuan<sup>2)</sup>

1) School of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

2) School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

3) Xuzhou Heavy Machinery Co., Ltd., Xuzhou 221004, China

Corresponding author, E-mail: jianhuayang@cumt.edu.cn

**ABSTRACT** Looseness faults are widely present in mechanical equipment, and diagnosing these faults under variable speed conditions remains challenging. To address this problem, we propose a time-frequency modal decomposition method optimized for variable speeds. To enhance the adaptability of this method across different operating conditions, we have optimized the parameter window width, obtaining an adaptive time-frequency modal decomposition technique. We conducted experimental validations on both bearing seat looseness faults and rotating component looseness faults. In the bearing seat looseness fault experiment, we analyzed time-domain waveforms, time-frequency plots, and the outputs of the adaptive time-frequency modal decomposition. This comprehensive analysis allowed us to accurately diagnose the looseness fault. In the rotating component looseness fault experiment, we processed variable speed bearing vibration signals. The proposed method effectively extracted fault features from these signals. Experimental results confirmed the effectiveness of our proposed method. Both bearing seat looseness and rotating part looseness faults were diagnosed using the adaptive time-frequency modal decomposition algorithm. Our experiments demonstrated that the proposed method can achieve modal decomposition of nonstationary signals, showcasing its effective diagnostic capabilities for looseness faults. Overall, this research

highlights the effectiveness of the adaptive time-frequency modal decomposition method in diagnosing looseness faults under variable speeds and strong noise backgrounds. The method is applicable to different types of looseness faults and exhibits adaptability by optimizing parameters to cope with different noise intensities. It is important to note that this method requires instantaneous speed information from the device, which may impose some limitations on its applicability. However, in practical engineering, the technical challenge of measuring speed is relatively low. Many types of existing large-scale equipment are already equipped with speed measurement devices, providing a hardware foundation for implementing this method. Therefore, the aforementioned technical limitations can be easily resolved. Theoretical analysis and experimental validation in this study indicate that this innovative approach expands the application potential in the field of signal decomposition, providing a powerful tool for the health monitoring of mechanical equipment.

KEY WORDS variable speed operating conditions; modal decomposition; looseness fault; strong noise; adaptive

旋转机械是工业生产的核心装备之一,其安 全稳定运行对于工业生产具有重要意义.在实际 运行环境中,机械设备常常工作在高温高压高振 动的恶劣工况中.旋转设备一旦发生故障,对于人 身和财产安全带来极大威胁.因此,对旋转机械进 行状态监测与故障诊断具有重要意义<sup>[1]</sup>.

在工程实际中,松动故障是旋转机械中相当 常见的故障之一<sup>[2]</sup>.根据故障产生原因,常见的松 动故障有轴承座松动和旋转部件松动.前者可由 轴承座的螺栓松动引发,后者由于轴承与轴承座 存在松动间隙引发.

在现有关于松动故障的研究工作中,部分学 者在模型动力学响应方面开展工作.曹青松等<sup>[3]</sup> 针对列车轮对系统中的轴承座松动问题,提出多 部件耦合动力学模型,研究了松动间隙对于轮对 系统的振动响应.郑美茹和黑棣<sup>[4]</sup>在支承松动以 及转子碰磨的前提下,构建了拉杆转子模型,对不 同转速、松动刚度下的系统动力学响应作了研究. 上述研究对松动故障作了定性研究,张靖和闻邦 椿<sup>[5]</sup> 对松动间隙进行了量化分析,并发现振动位 移与最大松动间隙的相对大小将会直接影响时域 波形的削波特征.譬如当振动位移小于松动间隙 时,时域波形出现下端削波现象;而当振动位移大 于松动间隙时,时域波形将出现上下削波现象,该 项研究为松动间隙的量化提供了理论基础.

与此同时,部分学者直接研究松动故障的诊断技术,并取得了一定成果.Yang等<sup>[6]</sup>在强噪声背景下,采用归一化自相关分析和集成经验模态分解方法,研究了轴承座螺栓松动故障的微弱特征提取.Gong等<sup>[7]</sup>提出一种基于次谐波共振和自适应随机共振方法,实现了松动识别.Wang和Song<sup>[8]</sup>开发了一种新型的振动声学调制方法来检测多螺栓连接的松动程度,实现多螺栓连接的松散度检测.Ebersbach和Peng<sup>[9]</sup>构建了基于三轴和解调频

域和时域振动数据的专家系统,用于轴承座松动 等问题的诊断.Kuo等<sup>[10]</sup>将反向传播神经网络应 用于船舶推进系统的故障诊断,结合模糊算法获 得最优传播神经网络和最优学习系数,针对轴承 松动问题实现了91.7%的诊断正确率.蔡志新等<sup>[11]</sup> 针对行星齿轮轴承,提出一种模态分解方法,实现 了96.43%的诊断正确率.Jafarian和Nazarzadeh<sup>[12]</sup> 在研究电机轴承松动故障时,提出一种三自由度 感应电机综合建模和分析方法,并基于中性电压 频谱分析技术提出一种轴承松动特征识别方法. Jung等<sup>[13]</sup>与An等<sup>[14]</sup>在研究松动故障振动特征时 发现机械松动故障常呈现整数次谐波分量,其中 以转频0.5倍频最为典型.但是,上述研究工作多 针对于平稳工况,变转速工况下松动故障诊断问 题研究较少.

事实上,旋转机械常常工作在变转速工况下, 转速的时变特性为信号分析带来了更多的不确定 性,传统的信号分析方法在处理变转速工况信号 时面对着更大的挑战<sup>[15-16]</sup>.尽管有阶次分析<sup>[17]</sup>、经 验模态分解<sup>[18]</sup>、变分模态分解<sup>[19]</sup>、小波分解等非平 稳信号分析方法,但上述方法均存在各自的技术 缺点.譬如阶次分析存在插值误差,以及无法实现 模态分解的缺点<sup>[20]</sup>.对于经验模态分解、变分模态 分解、小波分解等,又分别存在着模态混叠、分解 层数优化、小波基优化等问题<sup>[21-23]</sup>.可见,现有的 信号分析方法,在面对非平稳工况下的复杂信号 时仍面临一定挑战.

针对非平稳工况下的信号分解问题,作者提 出了时频模态分解分解算法<sup>[24]</sup>.在强噪声背景下, 该方法成功实现了非平稳多模态信号的模态分解. 在该研究工作中,并未研究该方法在不同工况下 的模态分解性能,方法的输出稳定性与自适应性 有待验证.

为提高时频模态分解的自适应能力,使之适

应不同工况下的噪声强度,本文提出一种自适应 模态分解技术.在不同噪声强度下分析时频窗宽 等参数对于时频模态分解方法的信号分解性能, 并构建指标进行参数的优化选取.为验证该方法 的有效性,将使用变转速下旋转机械松动故障信 号进行检验.

#### 1 理论框架

#### 1.1 时频模态分解

时频模态分解是一个旨在实现强噪声下多谐 波非平稳信号模态分解的信号处理方法.该方法 的详细步骤如下:

首先,对于任意非平稳信号 s(t),采用窗函数 h(τ-t)进行时域截取,窗函数的中心时刻为 t,时间 变量为 τ.上述时域截断操作可以获得中心时刻为 t 的非平稳信号片段 s(t)h(τ-t).当中心时刻 t 选取 不同数值,可获得对应的信号片段.当中心时刻 t 变化时,对信号片段 s(t)h(τ-t)进行傅里叶变换, 即可获得此时的频谱.各时刻频谱按照时刻 t 依次 排列,即为信号 s(t)的短时傅里叶变换(STFT)时 频分布 (TFD).短时傅里叶变换可表示为:

$$TFD(t, f) = \langle s(t)h(\tau - t), \exp(-j2\pi f\tau) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)h(\tau - t)\exp(-j2\pi f\tau)d\tau \qquad (1)$$

其中,f表示信号瞬时频率,<·,·>表示内积,此 处 exp(-j2 $\pi$ ft)表示复数空间内的向量 cos(2 $\pi$ ft)jsin(2 $\pi$ ft).

其次, 在旋转机械振动信号内部, 包含瞬时转速 f<sub>t</sub>(t) 与故障特征 f<sub>c</sub>(t). 不同故障特征 f<sub>c</sub>(t) 与瞬时转速 f<sub>t</sub>(t) 具有相对应的固定倍率, 即故障特征阶次 (FCO)<sup>[25]</sup>. 故障阶次 FCO 为常数, 其计算公式为:

$$FCO = \frac{f_{c}(t)}{f_{r}(t)}$$
(2)

根据 *m* 阶特征频率  $f_c^m(t) = mf_\tau(t)$ ,在时频分布 TFD(*t*, *f*) 中定义时频窗,时频窗 TFW<sub>m</sub>(*t*, *f*) 的计算 公式为:

$$\text{TFW}_{m}(t,f) = \begin{cases} 1 & \text{if } \left| f(t) - f_{\text{c}}^{m}(t) \right| \leq w \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$
(3)

时频窗 TFW<sub>m</sub>的本质是一个时频图中的窄带 滤波器,该滤波器以 m 阶次频率  $f_c^m$  为中心频率, 窗宽度为 w. 在窗宽内, TFW<sub>m</sub>数值为 1,将会保留 原始时频分布中的能量. 在窗宽外, TFW<sub>m</sub>的数值 为 0,时频分布中的能量会被滤除.

然后,对于时频分布 TFD(t, f),采用时频窗

TFW<sub>m</sub>(*t*, *f*) 对作滤波处理,可获得阶次 *m* 的时频分 布 TFD<sub>m</sub>(*t*, *f*):

$$TFD_m(t, f) = TFD(t, f) \times TFW_m(t, f)$$
(4)

最后,对阶次 *m* 的时频分布 TFD<sub>m</sub>(*t*, *f*)分别作 短时傅里叶逆变换(ISTFT),获得阶次 *m* 的时域信 号 *x<sub>m</sub>*(*t*) 为,即

$$x_m(t) = \langle \text{TFD}_m(t, f), \exp(j2\pi f t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \text{TFD}_m(t, f) \exp(j2\pi f t) df \qquad (5)$$

通过时频模态分解,可将多谐波非平稳信号 中的各阶模态进行一一分解,并生成对应的时域 波形.该方法为信号中各阶模态的深度分析提供 了可能.

图 1 绘制了时频模态分解的流程图,主要包括 时频转换、时频窗构建、时频分解、信号重建等步 骤.图中的窗宽参数需要人为设定,在多数情况下 是能够实现信号的模态分解的.但是,为了进一步提 高信号分解精度,还需要对窗宽参数作优化选取.

#### 1.2 参数优化

s(t)

在此前的研究中,并未对窗宽数值进行单独 优化<sup>[24]</sup>,所提的时频模态分解方法的噪声自适应 能力需要进一步研究.

为此,本节将在不同噪声强度下,采用时频模态分解进行信号处理.通过输出信噪比、互相关系数等指标构建融合指标,对模态分解进行量化分析,获得窗宽w与指标的映射曲线.对窗宽w进行优化选取,获得兼顾不同工况背景的最优窗宽,从而实现自适应时频模态分解.

首先,以含噪多模态调频信号 s(t) 为研究对 象, s(t) 定义为

$$= N(t) + u_{1} + u_{0.5} + u_{1.5} =$$

$$N(t) + \sum_{i=1}^{3} A_{i} \cos\left(\int_{0}^{t} 2\pi f_{i}(t) dt + \varphi_{i}\right)$$
(6)

其中,幅值 $A_1$ , $A_2$ , $A_3$ 分别取1,0.5,0.5,初相位 $\varphi_1$ , $\varphi_2$ ,  $\varphi_3$ 为0.N(t)为高斯白噪声,通过 awgn 函数进行添加, 信噪比(SNR)取值为[-20 dB,0 dB].s(t)的信号 长度为L,包含阶次为1×的转频成分 $u_1$ 、阶次为 0.5×的松动故障特征成分 $u_{0.5}$ 、阶次1.5×的松动故 障伴随成分 $u_{1.5}$ .信号中三个模态 $u_1$ 、 $u_{0.5}$ 、 $u_{1.5}$ 的瞬 时频率分别为 $f_1(t)$ 、 $f_{0.5}(t)$ 、 $f_{1.5}(t)$ ,并定义在(7)式中

$$f_{1}(t) = f_{r}(t) = 10t + 40$$
  

$$f_{0.5}(t) = 0.5 \times f_{r}(t)$$
  

$$f_{1.5}(t) = 1.5 \times f_{r}(t)$$
(7)

然后,利用时频模态分解技术,在窗宽w取值



图1 时频模态分解

Fig.1 Time-frequency modal decomposition

为[1,20]的范围内,对信号 s(t) 中阶次为 0.5×和 1.5× 的模态进行分解,获得各阶模态时域波形 x<sub>m</sub>(t).

接着,构建融合指标 CSNR 对各阶模态时域波 形 x<sub>m</sub>(t)进行量化分析,并选取最优窗宽.构建 CSNR 需要以信噪比 SNR、输入输出互相关系数 C 为基础. 阶次 m 的 SNR 定义为

SNR<sub>m</sub> = 10lg 
$$\frac{\sum_{i=1}^{L} u_m^2(i)}{\sum_{i=1}^{L} (x_m(i) - u_m(i))^2}$$
 (8)

阶次m的输入输出互相关系数Cm定义为

$$C_{m} = \frac{\sum_{i=1}^{L} (u_{m}(i) - \overline{u_{m}})(x_{m}(i) - \overline{x_{m}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{L} (u_{m}(i) - \overline{u_{m}})^{2}(x_{m}(i) - \overline{x_{m}})^{2}}}$$
(9)

这里,  $u_m$  表示阶次 m 的原始纯净信号,  $x_m$  表示模态分解输出中阶次为 m 的信号波形,  $\overline{u_m}$ 和  $\overline{x_m}$ 分别表示  $u_m$ 和  $x_m$ 的均值.

SNR<sub>m</sub>和 C<sub>m</sub>两个指标分别表征信号的不同特征层面.构造融合指标 CSNR<sub>m</sub>来同时表征输出信号的这两个特征层面.指标 CSNR<sub>m</sub>被定义为

 $\operatorname{CSNR}_m = \operatorname{Norm}(C_m) \times \operatorname{Norm}(\operatorname{SNR}_m) \tag{10}$ 

这里, SNR<sub>m</sub> 与 C<sub>m</sub> 的数据范围不同, SNR<sub>m</sub> 的 范围多为 10 dB 以上, 而 C<sub>m</sub> 的范围为 [0, 1]. 因此 需要将指标进行归一化. 式(10)中的 Norm 表示归 一化, 这里采用的归一化类型为线性函数归一化, 对原始指标数据进行线性变换, 使结果映射到 [0, 1] 的范围内. 实现对原始数据的等比缩放, 从而消 除不同指标数值区间差异带来的影响. SNR 归一 化计算公式为

Norm(SNR<sub>m</sub>) = 
$$\frac{\text{SNR} - \min(\text{SNR}_m)}{\max(\text{SNR}_m) - \min(\text{SNR}_m)}$$
 (11)  
C 归一化计算公式为

$$Norm(C_m) = \frac{C - \min(C_m)}{\max(C_m) - \min(C_m)}$$
(12)

针对不同阶次,在输入信噪比取不同数值时, 绘制了窗宽w与CSNR的关系(图 2).根据图 2(a) 显示的 0.5×阶次的 CSNR<sub>0.5</sub>和图 2(b)呈现的 1.5× 阶次的 CSNR<sub>1.5</sub>曲线,可以观察到在不同初始噪声 强度下,随着窗宽数值的增加,CSNR 数值均表现 出非线性趋势,即呈现出"先升后降"的趋势.值得 注意的是,随着初始信噪比的降低,CSNR 取得最 大值时所对应的最优窗宽数值逐渐降低.整体上, 最优窗宽w聚集在 4 左右.因此,我们可以合理地 将 w=4 作为窗宽参数的最佳选择,从而实现自适应时频模态分解.

#### 2 方法验证

工程中的松动故障分为三类,分别为图 3(a)中 的支座刚度低、底座破坏导致的结构松动;图 3(b) 中的轴承座螺栓松动;图 3(c)中的轴径、轴承内环 等旋转件接触松动<sup>[13, 26]</sup>.其阶次特征分别对应于 图 3(d)、图 3(e)和图 3(f),图中横轴 Oder 表示阶 次,纵轴 A 表示幅值.阶次谱中可见,图 3(a)类松 动故障的阶次谱仅包含 1×转频特征,图 3(b)和图 3(c) 类故障都会引发 0.5×阶次特征.

为检验所提方法在松动故障诊断方面的性能,在实验室中搭建了轴承座螺栓松动故障诊断 实验台,对应于图 3(b)类故障.同时,对某工程设 备传动系统的旋转件松动故障进行了数据采集与 验证,对应于图 3(c)类故障.

#### 2.1 轴承座松动

为验证所提方法对于旋转机械松动故障的诊断效果,在实验室中搭建了变转速滚动轴承故障诊断实验台,进行支承松动故障诊断验证.

图 4 给出了采集信号的实验装置,实验台由额定功率为 5 kW 的电机(型号为 198BGL-H5P515/120) 驱动. 径向加载通过 CX-SD100\*50 型液压缸进行,施加的径向力为 3.9 kN. 实验中所使用的轴承型号 是 MFR78118,左右支承轴承型号为 SKF-NU208ECP. 采用 NI-9234 型号的信号采集卡,采样频率设置为 10240 Hz. 选用 DH-1A202 型号的加速度传感器测量振动信号,采用磁铁吸附的方式安装在故障轴承的轴承座上方.

#### 2.1.1 工况1

为模拟轴承座松动故障,在安装轴承座时,通







图 3 松动故障及阶次谱. (a) 结构松动; (b) 轴承座螺栓松动; (c) 部件松动; (d) 结构松动频谱; (e) 轴承座螺栓松动频谱; (f) 部件松动频谱 Fig.3 Looseness fault and order spectrum: (a) structural looseness; (b) bearing support looseness; (c) rotating parts looseness; (d) spectrum of structural looseness; (e) spectrum of bearing support looseness; (f) spectrum of rotating parts looseness

过调节紧固螺栓的松紧程度,使轴承座有4mm的 松动间隙.设定电机转速按照特定曲线进行变 化,变转速工况包括转频为30Hz的定速运行阶 段,以及转频变化率为5Hz·s<sup>-1</sup>的加速运行阶段. 上述阶段时长分别为0.5 s和1s.瞬时转频 *f*<sub>t</sub>(*t*)满 足公式(13):

$$f_{\rm r}(t) = \begin{cases} 30, & 0 \le t < 0.5\\ 5t + 27.5, & 0.5 \le t \le 1.5 \end{cases}$$
(13)

选取变转速下的轴承座松动故障振动信号 s(t),作为时频模态分解的输入信号.同时,基于电 机设定的转频信号 f<sub>f</sub>(t),在 [0.2, 1.9] 阶次区间内构 建时频窗组 TFW<sub>m</sub>(t, f),并进行时频模态分解. 图 5 绘制了变转速下滚动轴承座松动故障的 诊断结果.图 5(a)中绘制了振动信号 *s*(*t*)的时域波 形,单位为 m·s<sup>-2</sup>.图中可见明显的非对称冲击特 征,在波形下方存在明显的削波现象,而在波形上 方则为连续的时域冲击波形,这是轴承座松动的 典型特征.同时,根据其"下削波"特征,判断此时 振动位移小于松动间隙<sup>[5]</sup>.图 5(b)为信号 *s*(*t*)的时 频图,时频图中仅仅在低频区存在能量聚集,无明 显的代表松动故障的 0.5 倍频时频脊线,因此无法 判断有无松动故障.图 5(c)为自适应时频模态分 解输出,选取最优窗宽 *w*=4.图 5 中可见,在转频 的 0.5 倍频处有较高能量,并达到转频能量的 2 倍



图 4 轴承座松动故障实验台 Fig.4 Bearing seat looseness fault test bench



图 5 工况 1 的轴承座松动故障诊断. (a) 时域波形图; (b) 时频图; (c) 自适应时频模态分解输出

**Fig.5** Fault diagnosis of bearing support looseness fault under operating condition 1: (a) time-domain waveform; (b) time-frequency distribution; (c) adaptive time-frequency modal decomposition output

以上,说明此时已经存在较为明显的轴承座松动 故障.

2.1.2 工况 2

改变试验台工况,将螺栓松动间隙调整为6mm, 设定电机的瞬时转频*f*<sub>t</sub>(*t*)为式(14):

$$f_{\rm r}(t) = \begin{cases} 25, & 0 \le t < 0.5\\ 5(t-0.5) + 25, & 0.5 \le t < 1.5\\ 30, & 0.5 \le t \le 1.8 \end{cases}$$
(14)

采用文中所提方法,对工况2的信号进行处理.图6绘制了工况2信号处理结果.图中可见,由于螺栓松动间隙增长到6mm,图6(a)中时域波形

的幅值也从图 5(a)的幅值 0.08 增长到 0.12. 图 6(b) 时频图中包含强噪声,无法直接进行故障诊断. 图 6(c) 的阶次谱中可见 0.5×阶次能量进一步提高,由原 文中的 0.18 提升到 0.22,转频成分和 1.5×阶次成 分的 PEVO 指标降低.

#### 2.2 旋转部件松动

如图 7 所示,某工程装备传动系统由直列 6 缸 发动机驱动,最大扭矩为 1180 N·m,动力通过弹性 联轴器与传动轴传递到变速箱负载.信号采集系 统为 DH-5925N,传感器为 DH-1A315 压电式加速 度传感器,采样频率为 10240 Hz,安装在联轴器侧



图 6 工况 2 的轴承座松动故障诊断. (a) 时域波形图; (b) 时频图; (c) 自适应时频模态分解输出

**Fig.6** Fault diagnosis of bearing support looseness fault under operating condition 2: (a) time-domain waveform; (b) time-frequency distribution; (c) adaptive time-frequency modal decomposition output



图 7 某工程装备传动系统

Fig.7 Transmission system of certain engineering equipment

边的发动机壳体上方.在联轴器内部安装有一套 滑动轴承,因制造装配等原因,滑动轴承与外圈存 在间隙,从而导致旋转部件松动故障.

2.2.1 工况1

发动机瞬时转频 f<sub>i</sub>(t) 满足公式(15):

$$f_{\rm r}(t) = 10t + 30, \quad 0 \le t \le 1.2$$
 (15)

图 8 绘制了变转速下某工程装备传动系统旋转部件松动故障的诊断结果.图 8(a)绘制了变转速轴承振动信号 s(t)的时域波形,单位为m·s<sup>-2</sup>,图中可见存在时域冲击特征,但无法直接判断出有无松动故障.图 8(b)为信号 s(t)的时频图,图中转频以及 0.5 倍频的时频脊线模糊,能量聚集度较低.尽管 1.5 倍频时频脊线较为清晰,但无法据此直接判别松动故障的有无.图 8(c)为自适应时频模态分解输出,选取最优窗宽 w=4. 图中可见,存在转频和 0.5 倍频,且两者能量相当,说明此时已经存在较为明显的松动故障.同时,阶次谱中伴随 1.5 倍频成分,进一步验证了松动故障的存在.

2.2.2 工况 2

在发动机减速状态下,采集工况2的数据.发 动机瞬时转频 *f*<sub>t</sub>(*t*) 满足公式(16):

 $f_{\rm r}(t) = -4t + 25, \quad 0 \le t < 1.2$  (16)

图 9 绘制了减速状态下某工程装备传动系统 旋转部件松动故障的诊断结果.图 9(a)中振动信 号 s(t)的时域波形存在时域冲击特征,但无法直接 判断出有无松动故障,结合时频图中能量较高的 3×成分,推测为6缸发动机活塞运动引起的冲击. 图 9(b)为信号 s(t)的时频图,图中转频以及 0.5 倍 频的时频脊线模糊,能量聚集度较低.图 9(c)为自 适应时频模态分解输出,窗宽 w选取为 4.图中可 见,存在较高幅值的 0.5×阶次,说明此时已经存在 较为明显的松动故障.

#### 2.3 算法特性分析

2.3.1 对比验证

当前,主流信号分解方法包括经验模态分解、 小波分解、变分模态分解等.其中经验模态分解、 小波分解的研究历史较久,近年来变分模态分解 获得了研究人员的关注,该方法在一定程度上解 决了经验模态分解的模态混叠问题.因此,选用变 分模态分解作为对照方法,对比验证了所提方法 与主流模态分解方法的差异性.

为降低变分模态分解在进行多模态数据分解 中的难度,采用低通滤波对实验信号进行滤波处 理.图8可见,故障特征频带位于80Hz以下,因此 采用截止频率为150Hz的低通滤波器,对旋转部 件松动加速工况1(2.2.1)中的信号进行滤波处理. 采用变分模态分解,对滤波后的信号进行5层分 解.图10中可见,在分解后的本征模态分量 imf5



图 8 工况 1 某工程装备旋转部件松动故障诊断. (a) 时域波形图; (b) 时频图; (c) 自适应时频模态分解输出

**Fig.8** Diagnosis of rotating part looseness fault in certain engineering equipment under operating condition 1: (a) time–domain waveform; (b) time–frequency distribution; (c) adaptive time–frequency modal decomposition outputs



图 9 工况 2 某工程装备旋转部件松动故障诊断. (a) 时域波形图; (b) 的信号时频图; (c) 自适应时频模态分解输出

**Fig.9** Diagnosis of rotating part looseness fault in a certain engineering piece of equipment under operating condition 2: (a) time-domain waveform; (b) time-frequency distribution; (c) adaptive time-frequency modal decomposition output

中,出现低于100 Hz的频带,但谱线较为复杂,仍 然无法直接判断其表征的故障.

由此可见,在处理此类噪声较强、转速时变、 成分复杂的信号时,现有的模态分解容易受到噪 声干扰,并出现模态混叠的问题.分解获得的本征 模态函数频带较宽,无法实现准确的模态分解,同 时也无法实现非平稳特征提取与故障诊断.

2.3.2 稳定性验证

为验证所提方法的检测稳定性,在工况1下进

行了 10 次轴承座松动故障测试,采用所提方法进 行模态分解,并分别统计 0.5×、1×、1.5×阶次的 PEVO 指标.

表1展示了基于时频模态分解(TFMD)的轴 承座松动故障 PEVO 指标统计结果.对比发现,0.5× 阶次的多次试验数据均处于 0.1 左右,1×阶次的多 次试验数据均处于 0.09 左右,1.5×阶次的多次试验 数据均处于 0.18 左右,未出现明显偏离整体分布 的离群点.这说明所提方法能够在多次实验中保





图 10 基于变分模态分解的某工程装备旋转部件的工况1松动故障诊断

Fig.10 Diagnosis of rotating part looseness fault in certain engineering equipment by variational mode decomposition under operating condition 1

Table 1         Statistical result of PEVO in looseness faults by TFMD									
Test Number	Order=0.5×	Order=1×	Order=1.5×						
1	0.092499	0.0933931	0.183413						
2	0.103231	0.0976907	0.186211						
3	0.093840	0.1139052	0.167082						
4	0.116481	0.0933782	0.174618						
5	0.105514	0.0814482	0.189346						
6	0.113997	0.0907716	0.198186						
7	0.130626	0.0760067	0.189975						
8	0.115979	0.1014092	0.171659						
9	0.124945	0.0942314	0.168231						
10	0.109956	0.1067112	0.194692						

表1 基于 TFMD 的松动故障 PEVO 指标统计结果

ble 1	Statistical	result	of PEV	O in	looseness	faults	hv	TEMD
лст	Statistical	resuit	ULLV	O III	1005011055	Tauns	υy	TTIMD

证诊断稳定性,对于噪声、转速波动等随机干扰具 有较高的抗干扰能力.

图 11 绘制了 10 次统计数据的分布结果. 图 11(a) 中可见, 0.5×和 1×的 PEVO 结果接近, 均处于 0.1 附近,其中 0.5×略大于 1×的 PEVO, 1.5×的 PEVO 位于 0.18 附近, 未出现离群点. 图 11(b)中对上述 三个阶次的 PEVO 数值进行了分布统计, 可见 0.5×、 1×、1.5×这三个阶次的 PEVO 结果都相对稳定且 集中.

#### 结论 3

本文针对旋转机械松动故障作了研究,并提 出了一种用于变转速、强噪声背景下的松动故障 诊断的自适应时频模态分解方法.该方法在使用 过程中,需要基于设备瞬时转速信息,这在一定程 度上可能限制了该方法的适用性.但在工程实际 中,转速测量的技术难度较低,且现有大型设备多 已配备转速测量装置,为该方法的应用提供了硬 件基础.



图 11 基于 TFMD 的某工程装备旋转部件的工况 1 松动故障诊断统计. (a) PEVO 数据折线图; (b) PEVO 数据分布

**Fig.11** Statistical results of PEVO by TFMD in diagnosing looseness faults in a certain piece of engineering equipment under operating condition 1: (a) line graph of PEVO data; (b) box plot of PEVO data

在文中,为了提升该方法的多工况适应能力,采 用信噪比、互相关系数等构建了融合指标,对窗宽 取值问题进行了优化.在实验验证方面,采用多种 故障类型的信号对所提方法做了检验,结果表明:

(1) 自适应时频模态分解可兼顾不同强度的噪 声背景,适用于多工况下的非平稳信号处理.

(2) 对于变转速工况下的松动故障,自适应时 频模态分解能有效实现故障特征提取,对于噪声 具有免疫力.

(3) 自适应时频模态分解可用于不同类型的松 动故障诊断,具有一定的自适应与泛化能力。

#### 参考文献

- Liang H P, Cao J, Zhao X Q. Multi-scale dynamic adaptive residual network for fault diagnosis. *Measurement*, 2022, 188: 110397
- [2] Wang P F, Xu H Y, Ma H, et al. Dynamic characteristics of planetary gear-rotor system with bearing tilt misalignment. *J Vib Eng*, 2023, 36(1): 116
  (王鹏飞, 徐宏阳, 马辉, 等. 含轴承倾斜不对中的行星轮系-转 子系统动态特性研究. 振动工程学报, 2023, 36(1): 116)
- [3] Cao Q S, Guo X B, Xiong G L, et al. Study on dynamic characteristics of high-speed train rolling bearing with pedestal looseness. *J Mech Eng*, 2016, 52(21): 87

(曹青松,郭小兵,熊国良,等.高速列车滚动轴承支承松动系统动力学特性研究.机械工程学报,2016,52(21):87)

- [4] Zheng M R, Hei D. Dynamics analysis of rod fastening rotor bearing system with pedestal looseness and rub-impact faults. J Mech Electr Eng, 2020, 37(12): 1439
  (郑美茹, 黑棣. 具有基座松动和碰摩故障的拉杆转子-轴承系 统动力学分析. 机电工程, 2020, 37(12): 1439)
- [5] Zhang J, Wen B C. A study of fequency characteristics of rotor system with pedestal looseness at two supports. *China Mech Eng*, 2008, 19(1): 68
  (张靖, 闻邦椿. 两端支座松动转子系统的频率特性分析. 中国 机械工程, 2008, 19(1): 68)
- [6] Yang C, Yang J, Zhang S, et al. Extracting weak multi-frequency signal in heavy colored noise. J BrazSoc Mech Sci Eng, 2020, 42(11): 1
- [7] Gong T, Yang J H, Sanjuán M A F, et al. Adaptive stochastic resonance for bolt looseness identification under strong noise background. *J Comput Nonlinear Dyn*, 2022, 17(7): 071003
- [8] Wang F R, Song G B. Monitoring of multi-bolt connection looseness using a novel vibro-acoustic method. *Nonlinear Dyn*, 2020, 100(1): 243
- [9] Ebersbach S, Peng Z X. Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring. *Expert Syst Appl*, 2008, 34(1): 291
- [10] Kuo H C, Wu L J, Chen J H. Neural-fuzzy fault diagnosis in a marine propulsion shaft system. *J Mater Process Technol*, 2002, 122(1): 12
- [11] Cai Z X, Dang Z, Lyu Y, et al. Adaptive dynamic mode decomposition and GA-SVM with application to fault classification of planetary bearing. *Chin J Eng*, 2023, 45(9): 1559

(蔡志鑫,党章,吕勇.自适应动模式分解和 GA-SVM 在行星轴 承故障分类中的应用.工程科学学报,2023,45(9):1559)

- [12] Jafarian M J, Nazarzadeh J. A TDF model in induction machines for loose bearing diagnosis by neutral voltage. *IEEE Trans Ind Electron*, 2020, 67(10): 8155
- [13] Jung J, Lee S B, Lim C, et al. Electrical monitoring of mechanical looseness for induction motors with sleeve bearings. *IEEE Trans Energy Convers*, 2016, 31(4): 1377
- [14] An X L, Jiang D X, Li S H, et al. Application of the ensemble empirical mode decomposition and Hilbert transform to pedestal looseness study of direct-drive wind turbine. *Energy*, 2011, 36(9): 5508
- [15] Choudhury M D, Blincoe K, Dhupia J S. An overview of fault diagnosis of industrial machines operating under variable speeds. *Acoust Aust*, 2021, 49(2): 229
- [16] Ma Y B, Lv Y, Yuan R, et al. Matching synchroextracting transform for mechanical fault diagnosis under variable-speed conditions. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2022, 71: 1
- [17] Lu S L, Yan R Q, Liu Y B, et al. Tacholess speed estimation in order tracking: a review with application to rotating machine fault diagnosis. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2019, 68(7): 2315
- [18] Yang J H, Han S, Zhang S, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic signal of rolling bearing under strong noise background. *J Vib Eng*, 2020, 33(3): 582
  (杨建华, 韩帅, 张帅, 等. 强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征 信号的经验模态分解. 振动工程学报, 2020, 33(3): 582)
- [19] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition.

IEEE Trans Signal Process, 2014, 62(3): 531

- [20] Xu Y G, Zhang K, Ma C Y, et al. Optimized LMD method and its applications in rolling bearing fault diagnosis. *Meas Sci Technol*, 2019, 30(12): 125017
- [21] Gong T K, Yuan X H, Yuan Y B, et al. Application of tentative variational mode decomposition in fault feature detection of rolling element bearing. *Measurement*, 2019, 135: 481
- [22] Zhang J W, Hou G, Ma B, et al. Operating characteristic information extraction of flood discharge structure based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and permutation entropy. *J Vib Contr*, 2018, 24(22): 5291
- [23] Brechet L, Lucas M F, Doncarli C, et al. Compression of biomedical signals with mother wavelet optimization and bestbasis wavelet packet selection. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2007, 54(12): 2186
- [24] Shan Z, Wang Z Q, Yang J H, et al. Novel time-frequency mode decomposition and information fusion for bearing fault diagnosis under varying-speed condition. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2023, 72: 3260275
- [25] Wang T Y, Liang M, Li J Y, et al. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis. *Mech Syst Signal Process*, 2014, 45(1): 139
- [26] Shi X J, Wang G R, Si J S. Mechanical Fault Diagnosis and Typical Case Analysis. Beijing: Chemical Industry Press, 2013 (时献江, 王桂荣, 司俊山. 机械故障诊断及典型案例解析. 北 京: 化学工业出版社, 2013)